无人机遥感在饲草作物生长监测中的应用研究进展

卓　越[1]，丁　峰[1,2]，严海军[1,3*]，徐　婧[4]

（1. 中国农业大学 水利与土木工程学院，北京 100083；2. 新疆农业科学院土壤肥料与农业节水研究所，新疆乌鲁木齐 830091；3. 农业节水与水资源教育部工程研究中心，北京 100083；4. 沧州市农林科学院，河北沧州 061001）

摘　要：饲草作物生长的动态监测与定量估算对于饲草规模化生产具有重要意义。无人机遥感分辨率高、灵活性强、成本低，近年来在饲草作物生长监测领域发展迅速，应用场景不断拓展。为了掌握无人机在饲草监测的国内外应用现状，确定重点发展方向，本文首先从数据获取、数据处理和饲草作物生长监测关键技术三个方面简述了无人机遥感在饲草作物监测中的基本研究方法。其次按照传感器类型从可见光、多光谱、高光谱、热红外和激光雷达遥感五个方面阐述了无人机遥感饲草作物生长监测的应用现状。最后针对研究应用中尚未解决的关键技术问题展望了未来的发展方向，提出融合饲草作物时空尺度数据和多源遥感数据、进一步拓展数据获取手段、研发智能化数据分析综合平台是未来饲草作物监测领域应用创新的关键所在。

关键词：无人机；遥感；饲草作物；生长监测；传感器；生物量

中图分类号：TP79；S512.6　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**SA202206004

引用格式：卓越，丁峰，严海军，徐婧．无人机遥感在饲草作物生长监测中的应用研究进展[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(4): 35-48.

ZHUO Yue, DING Feng, YAN Haijun, XU Jing. Advances in forage crop growth monitoring by UAV remote sensing[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(4): 35-48. (in Chinese with English abstract)

1　引　言

传统获取大田作物生长状态指标以人工田间采样为主，采样费时费力、时效性差、具有破坏性，且效率低下。卫星遥感能够快速、无损、大面积获取作物信息，实现由点到面的转变，但存在时空分辨率低、易受云层遮挡等问题[1]。使用无人机搭载如可见光、多光谱、热红外等传感器对作物进行遥感监测具有成本较低、机动灵活、操作难度低、时空分辨率高、可重复等优点。近年来，随着无人机飞行平台、传感器等硬件技术不断完善，无人机遥感监测技术已被广泛应用于作物病虫害识别[2]、长势监测[3]、产量估测[4]、作物倒伏判断[5]等方面，为作物生长监测提供了全新手段。

饲草产业是现代农业的重要组成部分，是调整优化农业结构的重要着力点。随着中国种植业结构的不断调整，“粮经饲”协调发展的作物结构正在逐步形成[6]。“十三五”以来，中国相继

收稿日期：2022-10-06

基金项目：国家重点研发计划项目（2022YFD1300804）；河北省现代农业产业体系草业创新团队专项资金资助项目（HBCT2018160202）；自治区区域协同创新专项（科技援疆计划）（2021E02056）；国家牧草产业技术体系（CARS-34）；河北省重点研发计划项目（21327406D）

作者简介：卓　越（1997—），男，硕士，研究方向为精准灌溉与信息化技术研究。E-mail：zhuoyue0402@126.com

*通信作者：严海军（1974—），男，博士，教授，研究方向为节水灌溉技术与装备研究。E-mail：yanhj@cau.edu.cn

实施“草原生态保护补助奖励”“粮改饲”“振兴奶业苜蓿发展行动”等政策措施，饲草作物正处于蓬勃发展态势。2020年中国种植的饲草作物主要包括青贮玉米、饲用燕麦、多花黑麦草和紫花苜蓿等，耕地种植面积近540万公顷，产量干重约7160万吨，比2015年增长2400万吨[7]。

饲草作物生长状况的实时监测能为生产者提供必要信息，从而提高田间种植管理水平。无人机遥感在饲草作物生长监测中的应用日益广泛，为系统了解该技术应用现状，分析行业应用进展和面临的问题，本文重点围绕数据获取、数据处理以及饲草作物生长监测关键技术，梳理了无人机遥感在饲草作物监测方面的基本研究方法，总结了饲草作物冠层结构信息提取、光谱重建与优化和饲草生物量估算3项关键技术，分析了近年来相关研究的发展态势，从无人机搭载可见光、多光谱、高光谱、热红外和激光雷达5类传感器的角度总结了国内外无人机遥感饲草作物生长监测的研究进展，最后提出了本领域当前面临的问题与挑战，并针对尚未解决的关键技术问题展望了未来的发展方向。

2 饲草作物无人机遥感监测方法

饲草作物无人机遥感监测是通过无人机搭载各类传感器获取遥感影像，利用图像处理软件提取作物的特征信息，根据光谱特征、纹理特征及作物机理等对作物长势、产量、品质等进行快速、高效、大范围地监测。本节从无人机数据获取、无人机数据处理和饲草作物生长监测关键技术三个方面对饲草作物无人机遥感监测方法进行概述。

2.1 数据获取

无人机获取数据质量的好坏会直接影响正射影像质量，很大程度上决定作物生长监测结果。按照特定的作物生长监测指标选择合适的无人机飞行平台及传感器，根据实际航飞要求合理设置飞行参数是无人机遥感数据获取的基础。

2.1.1 飞行平台

无人机遥感系统通常由无人机遥感平台、传感器以及地面站系统构成[2]。无人机遥感平台按不同形态可分为多旋翼无人机、固定翼无人机和垂直起降固定翼无人机，其他如单旋翼无人机、扑翼无人机和无人飞船等在作物生长监测中应用较少[8]。三类主流无人机的作业场景、优势、局限性等指标如表1所示，其中多旋翼无人机具有较高的灵活性和适用性，载荷能力、飞行时间等指标较为均衡，是目前应用最广的无人机遥感平台。

表1 不同类型无人机概况

Table 1 Overview of different types of unmanned aerial vehicle (UAV)

无人机类型	有效载荷/kg	续航时间/min	飞行速度/($km \cdot h^{-1}$)	飞行高度/m	常见作业场景	优势	局限性
多旋翼	小于50	10～90	36～80	约500	中小范围的农情监测与农事操作	性价比高，起降便利，具备悬停能力	续航时间较短、作业范围有限
固定翼	小于40	60～360	90～170	120～6000	大范围农情监测与农事操作	飞行速度快，续航时间长，作业效率高	起降不便，不具备悬停能力
垂直起降固定翼	小于75	60～480	90～140	3000～6000	大范围农情监测与农事操作	兼顾起降灵活性与作业高效性	价格较高，维护复杂

注：数据来源于网络

饲草作物遥感监测中使用的无人机飞行平台以固定翼和多旋翼为主。固定翼无人机中使用较多的是SenseFly公司生产的eBee小型无人机[9,10]。多旋翼无人机中使用较多的是大疆公司生产的精灵Phantom系列四旋翼无人机[11,12]，而在需要更大载荷的应用场景中，使用较多的是大疆公司生产的经纬M600系列六旋翼无人机[13,14]、S1000八旋翼无人机[15,16]和Scheveningen公司生

产的AT8八旋翼无人机[17,18]。

2.1.2 传感器

传感器是无人机开展遥感监测的核心设备。常用的传感器主要有可见光相机、多光谱相机、高光谱相机、热红外相机和激光雷达等[19]。表2为各传感器应用于无人机监测的范围、优势和局限性。

表2 不同机载传感器的应用与比较

Table 2 Application and comparison of different airborne sensors

传感器	应用范围	优势	局限性
可见光相机	作物高度、冠层覆盖度、倒伏率、生物量、产量等	影像分辨率高，成本低，图像直观，数据处理简单	波段数少，影像所含信息较少
多光谱相机	营养元素诊断、冠层覆盖度、病虫害诊断、叶绿素含量、生物量、产量等	成本较低，能获取近红外光谱信息	波段数有限，影像分辨率较低
高光谱相机	营养元素诊断、作物水分状态、叶绿素含量、叶面积指数、生物量、产量等	波段数多，光谱分辨率高，包含光谱信息多	数据处理复杂，成本较高
热红外相机	冠层温度、气孔导度、作物水分状态、生物量、产量等	能够快速、大范围获取冠层温度信息	图像分辨率低，易受外界环境影响，对小幅度温度变化不敏感
激光雷达	作物高度、生物量等	能够快速、大范围获取冠层高度信息，分辨率高	成本高，数据量大，数据处理复杂，易受水面干扰

无人机遥感在饲草作物生长监测应用时，需要根据应用范围、作业成本等因素选择合适的传感器。可见光传感器在饲草作物生长监测应用最广泛，常用的型号包括索尼α 6000[20]、佳能S110[10]等，其主要区别在于传感器视场角度、像幅大小等。多光谱传感器中具有代表性的有MicaSense公司生产的RedEdge系列[21]、Parrot公司生产的Sequoia[22]等，其主要区别是波段数和波长。与可见光和多光谱传感器相比，高光谱、热红外和激光雷达传感器在饲草作物监测中研究应用较少，高光谱中常用型号有推扫式成像的Headwall Nano-Hyperspec[23]和画幅式成像的Cubert FireflEYE 185[24]，热红外中常用的型号为OPTRIS公司生产的PI系列传感器[25]，激光雷达中应用较多的为GreenValley公司生产的RIEGL VUX-1[26]。

2.1.3 飞行参数

为确保无人机遥感系统获取高质量数据，数据采集前需要设置飞行高度、飞行速度、航线重叠度和拍摄间隔等飞行参数。对于小范围的作物生长监测作业，通常将飞行高度设置在100 m以下[27,28]，而大范围作业则设置在100 m以上[29,30]。在相同分辨率下，图像拼接质量随着重叠度的增大而提高[31]，一般情况下，航向和旁向重叠度不低于75%，而在灾害调查、应急救援等时效性要求较高的场合可适当降低重叠度[32]。在飞行作业中，提高飞行速度、缩短拍摄间隔有助于缩减作业时长，但飞行速度过快容易造成影像模糊。因此，需要针对不同的作业要求、作业环境、传感器等合理设置飞行参数。

针对饲草作物生长监测的应用，无人机飞行高度普遍设定在120 m以内，以研究小范围内的遥感指标与作物参数之间关系为主，少部分应用于较大尺度的模型验证或应用，如将飞行高度设置为191 m[33]或850 m[34]。在飞行航线重叠度方面，大多数研究的航向和旁向重叠度均达到75%以上。

2.2 数据处理

无人机搭载各类传感器能够获取海量的遥感数据，相较于卫星遥感具有更高的空间分辨率，可为作物生长监测提供更全面和准确的数据支持，然而高分辨率的遥感影像也给数据处理带来了挑战，海量数据处理与多源遥感数据配准是低空遥感数据处理技术的关注重点。

2.2.1　数据预处理

可见光、多光谱、高光谱和热红外传感器在数据预处理时涉及辐射校正、影像拼接、几何校正和地理配准几个步骤[35]。其中辐射校正将传感器的像素值转为辐射亮度值，减少太阳角度、云的阴影、相机增益及曝光等因素的影响[2]，如MicaSense公司生产的RedEdge多光谱传感器、Cubert公司生产的FireflEYE 185高光谱传感器均可使用厂商配备的辐射校正板进行校正，热红外传感器如大疆公司生产的禅思XT系列可通过辐射校正软件结合气象参数进行校正。此外基于地物实测反射率的经验线性法[36]、伪标准地物辐射纠正法[37]等也是常用的辐射校正方法。影像拼接将一系列重叠度较高的遥感影像借助地理坐标信息进行特征识别和匹配，而几何校正用于纠正由飞行姿态变化引起的成像畸变[38]。影像拼接与几何校正通常采用PhotoScan、Pix4D Mapper等商业软件进行自动化处理[39]。地理配准则使用高精度全球导航卫星系统（Global Navigation Satellite System，GNSS）接收机精确测量地面控制点坐标，在Pix4D Mapper、ArcGIS、QGIS等软件中实现。

激光雷达成像机理不同于上述四种传感器，能够获取植被形状、结构、位置等三维信息。激光雷达传感器数据的预处理主要包括点云去噪、地面点分类和归一化等步骤。因受到传感器本身影响及现场环境干扰，激光雷达点云中会不可避免的存在噪声点，为提升点云数据质量，首先需要去噪处理，随后对点云数据进行滤波分类，划分地面点和非地面点，最后通过归一化处理消去地形起伏对点云高程的影响。目前LiDAR360[26]、TerraScan[40]等软件已经能够实现激光雷达数据的全流程预处理，为操作人员的使用提供了便利。

2.2.2　生长监测模型构建

目前，无人机遥感技术已广泛用于作物生长监测，如叶面积指数、叶绿素、株高、生物量等指标，其根本依据是作物特征与冠层光谱反射特征的内在联系。常用的模型可以概括为两大类：一是经验统计模型，二是冠层辐射传输模型。

经验统计模型指利用敏感波段反射率、光谱指数等参数与作物生长指标构建线性或非线性模型。经验统计模型中，常用方法有相关性分析、主成分分析和多元回归分析等，近年来也有研究者使用如支持向量回归（Support Vector Regression，SVR）[36]、随机森林（Random Forest，RF）[41]和人工神经网络（Artificial Neural Network，ANN）[42]等机器学习算法进行非线性拟合以提高模型反演精度。经验统计模型结构简单、计算效率高，便于快速反演应用，然而对作物类型、生长环境较为敏感，需要大量实测样本数据，普适性较低。

辐射传输模型以物理光学为基础，通过冠层光谱反射率与作物生长指标之间明确的物理关系反演得到生长指标，受到作物类型和环境变化的影响较小，具有良好的通用性，但辐射传输模型需要输入参数较多，反演过程较为复杂，模型精度受“维数灾难”和“病态反演”问题制约[43]。目前常用的辐射传输模型有PROSAIL模型、GeoSail模型和双冠层反射率模型（A Two-Layer Canopy Reflectance Model，ACRM）等，其中PROSAIL模型应用最多[44]。

2.3 饲草作物生长监测关键技术

提取并解析饲草作物生长的遥感数据是决定无人机遥感技术能否广泛应用的关键。在饲草作物生长监测的技术方法中，冠层结构信息提取、光谱重建与优化和饲草生物量估算是其中的重点和难点，本节围绕上述3个关键技术展开介绍。

2.3.1　冠层结构信息提取

冠层结构包括株高、冠层体积和叶面积等，反映了作物的生长状态。对于以获取植株为目的饲草作物，冠层不仅是光合作用、蒸腾作用的载体，其变化同时反映了干物质的累积过程[45,46]。如何高效、大面积地提取饲草作物冠层结构特征及其时空变化规律具有重要意义。通过机载激光雷达传感器获取冠层结构信息的方法，已成功应

用于柳枝稷[47]和天然草地[40]的表型分析。此外，常用方法还有基于运动推断结构（Structure From Motion，SFM）的作物三维模型重构法，该方法从重叠度较高的遥感影像中提取特征点并进行匹配，随后通过三角量测法生成点云从而得到作物的冠层结构模型。Grüner等[48]研究明确了该方法能实现红车轴草-紫花苜蓿混合草地冠层高度的快速准确提取，Batistoti和Forsmoo等也先后印证了SFM算法在提取大黍[49]、黑麦草-红车轴草混合草地[50]、黑麦草-狼尾草混合草地[12]的冠层结构信息时具有较好效果。

2.3.2 光谱重建与优化

无人机遥感影像数据量庞大，进行数据处理特别是高光谱数据处理时，超大数据量不利于传输、分析和存储，也不利于模型的应用推广。为了兼顾模型精度和光谱的数据量，通常对光谱数据进行重建与优化。相关性分析法能够挖掘遥感数据与关键监测指标的相关性并给出特征选择，目前应用较为广泛。Gao等[13]使用相关系数法筛选出与天然草地营养指标敏感的遥感变量，结果表明地面叶绿素指数（MERIS Terrestrial Chlorophyll Index，MTCI）与粗蛋白含量的相关性最高。Lussem等[11]使用皮尔逊相关系数优选植被指数用于生物量统计建模，发现归一化红绿差异指数（Normalized Green-Red Difference Index，NGRDI）与生物量干重的相关性最高。在高光谱数据处理中，康孝岩等[51]提出了一种基于特征参量化的光谱重建与优化方法，大幅降低高光谱影像数据量，同时具有与原始光谱数据相当的牧草生物量估算精度。Feng等[52]从原始高光谱数据中提取窄带光谱指数，并采用递归特征消除法得到了各光谱指数的特征重要性排名。

2.3.3 饲草生物量估算

生物量是饲草作物的重要监测指标，借助无人机遥感技术对饲草作物生物量进行及时准确地评估能够确保饲草资源的合理利用，也为畜牧管理部门实施牧场建设提供了决策依据。当前已经有众多研究者围绕饲草生物量估算展开研究，苗春丽等[53]结合无人机高光谱遥感数据和地面实测资料，使用机器学习算法建立了高寒天然草地的生物量估测模型。Viljanen等[54]使用无人机搭载可见光相机和高光谱相机，结合作物表面模型和光谱指数构建了梯牧草-草甸羊茅混播草地的生物量模型。在生物量估算的基础上，汪传建等[16]利用GPS轨迹数据获得畜群行为的时空演变模式，将采食强度与天然草地生物量进行融合，得到了天然草地利用情况。通过无人机对饲草生物量进行估算，进而确定合理的载畜量，既对天然草地进行保护，又能使单位面积的生产水平达到最高[55]，实现了草地生态系统的可持续发展。

3 无人机遥感饲草作物生长监测研究进展

3.1 无人机遥感饲草作物监测研究态势

为掌握无人机遥感在饲草作物生长监测方面的研究态势，在“Web of Science核心合集”平台检索已发表的相关学术论文，检索式为：TS=（UAV or UAS or unmanned aerial vehicle） AND TS=（grassland or herbage or forage） AND TS=（height or lodging or biomass or yield or LAI or nitrogen or water stress or evapotranspiration or phenotyping or quality or nutrition or vegetation parameters or feed values or drought tolerance or diseases or pests or chlorophyll），结果如图1所示。

2012—2021年无人机遥感饲草作物监测的论文发表数量整体呈现从无到有且快速增长的趋势。其中，2012—2017年间的论文发表数量较少，总计不足30篇。自2018年起，越来越多的研究论文开始使用机器学习[41]、SFM[56]等技术方法，饲草作物的监测指标也逐渐扩展至氮浓度含量[9]、品质[57]、叶面积指数[58]等。这些论文表明随着计算机信息技术、遥感技术的迅速发展，无人机遥感在饲草作物监测领域中的应用潜力得到了相应的挖掘。

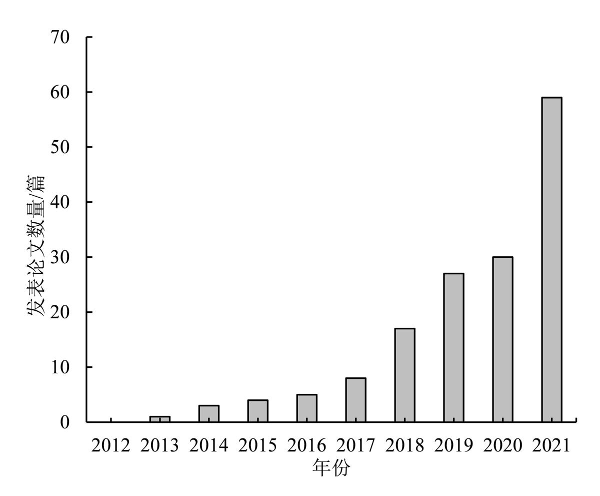


图1 2012—2021年无人机遥感饲草作物监测相关论文数量

Fig.1 Numbers of scientific papers on forage crop monitoring by UAV remote sensing during 2012—2021

图2统计了近10年全球主要国家无人机遥感饲草作物监测论文发表数量。其中中国在本领域的研究起步较晚，2015年前尚未发表相关论文。而随着2012年开始实施的“振兴奶业苜蓿发展行动”与2015年起实施的“粮改饲”等政策，中国饲草产业进入蓬勃发展的时期，甘肃河西走廊、宁夏河套灌区、毛乌素沙区等地充分利用产区气候干燥少雨、利于干草生产的有利因素，成为优质苜蓿的主产区[59]。随着饲草生产区域的不断扩大，越来越多的研究者加大了对饲草作物的研究投入，中国研究者在2016—2021年间共发表相关论文38篇，位于世界首位。

美国牧草生产历史悠久，全国近14%的农田种植牧草，种植面积约为2470万公顷[60]，种植的紫花苜蓿和玉米、大豆、小麦进行豆禾轮作，对饲草作物的研究较深入，自2013年起至今共计发表相关论文34篇。其他国家如德国、澳大利亚、英国等也在近年间相继发表了研究论文。通过这些数据表明，全球众多国家已经开展了无人机遥感在饲草作物生长监测中的应用研究，并取得了一定的进展。但根据论文发表数量及发表趋势判断，总体来说，此领域目前并非研究者关注热点领域。

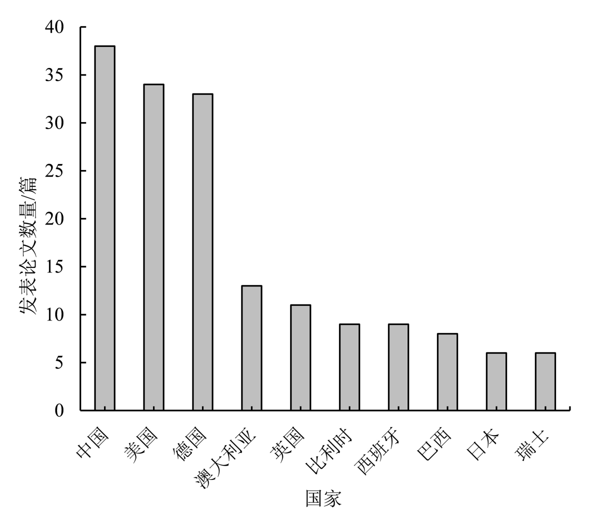


图2 2012—2021年全球主要国家无人机遥感饲草作物监测论文数量

Fig.2 Numbers of scientific papers on forage crop monitoring by UAV remote sensing in major countries during 2012—2021

3.2 无人机遥感饲草作物监测研究现状

本节主要围绕近年来无人机遥感监测在饲草作物中的研究应用现状，从可见光、多光谱、高光谱、热红外和激光雷达传感器5个方面进行总结和评述。

3.2.1 可见光遥感

可见光传感器具有成像分辨率高、数据处理简单、成本低等优势，目前在饲草作物的覆盖度、生物量监测中应用最广。在植被覆盖度的研究中，刘艳慧等[61]、赵健赟等[42]证实了过绿指数（Excess Green Index，EXG）在估算饲草作物植被覆盖度的可行性。于惠等[62]采用监督分类结合植被指数直方图分析了6种可见光植被指数对草地的识别效果，结果表明归一化红绿差异指数（Normalized Green-Red Difference Index，NGRDI）提取植被覆盖度的精度最高。伏帅等[63]指出植被因子指数（Vegetative Index，VEG）和EXG估测草地覆盖度的效果较好，平均精确度均在93%以上。

使用敏感植被指数与生物量直接构建线性或非线性模型是饲草作物生物量监测的方法之一。

张正健等[34]使用NGRDI构建的亚高山草甸的生物量指数回归模型，以及Shi等[64]使用红绿蓝植被指数（Red Green Blue Vegetation Index，RGBVI）构建的青藏高原地区放牧草地的生物量模型，均取得了较好的结果。近年来众多研究发现数字表面模型（Digital Surface Model，DSM）特征所包含的绝对高度信息能为饲草作物的生物量提供重要参照，可以弥补可见光影像中波段少光谱信息量低的不足，提高模型的预测精度[11,48-50]。除此之外，Castro等[65]基于AlexNet深度学习网络成功预测了不同基因型大黍的生物量，预测值与实际值相关系数r达到0.88。Minch等[66]探究不同飞行高度和拍摄角度对紫花苜蓿生物量建模精度的影响，明确了飞行高度为50 m，拍摄角度为75°时构建的生物量模型精度最高。DiMaggio等[67]对比了30、40、50 m飞行高度下构建的草地生物量模型，模型的决定系数R^2分别为0.65、0.63、0.63，表明飞行高度对结果的影响不显著。

上述研究均是深入挖掘分析高分辨率的可见光遥感信息，通过回归分析、机器学习、SFM等方法在植被覆盖度、株高和生物量等方面展开研究，取得了令人满意的结果。相比于多光谱相机，可见光相机的波段数较少，尤其是缺乏红边、近红外波段的信息，为营养价值估算[57]、倒伏判断[10]、含氮量监测[68]等方面研究带来了挑战。然而可见光传感器成本低于多光谱、高光谱等传感器，具有良好的经济适用性，是无人机遥感监测推广普及的首选方案。

3.2.2 多光谱遥感

普通的可见光传感器只包括R、G、B三个波段，而多光谱相机包含的红边、近红外等波段能够更好地捕捉作物整个生育期内的光谱反射特征，使用基于红边、近红外波段构建的植被指数可以准确地开展生物量估算、营养指标监测等工作。常用的多光谱植被指数包括归一化植被指数（Normalized Difference Vegetation Index，NDVI）[69]、绿色归一化植被指数（Green Normalized Difference Vegetation Index，GNDVI）、归一化红边指数（Normalized Difference Red-Edge Index，NDRE）[70]等。

在育种表型参数解析方面，Cazenave等[71]使用NDVI指数与覆盖度计算苜蓿干草质量并与实测值进行相关性分析，评估了不同品种苜蓿的生产力。Biswas等[72]分析了NDVI、NDRE、GNDVI和绿红比值植被指数（Green and Red ratio Vegetation Index，GRVI）四种多光谱植被指数与苜蓿生物量的相关性，成功提高了饲草作物育种试验的效率与准确性。在氮素监测研究中，Wang等[9]基于多光谱遥感数据构建了红羊茅草-黑麦草混合草地氮浓度、氮吸收、生物量和氮营养指数（N Nutrition Index，NNI）反演模型。López-Calderón等[33]使用RF算法构建了基于5种多光谱植被指数的青贮玉米含氮量反演模型。大量研究证实了使用多光谱植被指数能够预测饲草作物的产量[15,16,73]，在此基础上，Théau等[74]指出使用多光谱指数融合冠层结构信息能够避免光谱指数模型在产量高值区出现饱和，研究者们在黑麦草[22,75,76]、白车轴草-黑麦草混播草地[77]和紫花苜蓿[21]的产量预测模型中加入作物冠层结构信息，均获得了更好的预测效果。

与可见光遥感相比，多光谱遥感获取的近红外波段能够为作物信息反演提供更多的支持，也使数据处理和模型构建具有更大的操作空间，然而当前的研究主要围绕简单的波段组合展开，尚未体现饲草作物在连续波段范围的吸收过程。总体而言，多光谱遥感的综合应用价值较大，是一种较为成熟、适合推广应用的遥感监测手段。

3.2.3 高光谱遥感

高光谱传感器相较于多光谱传感器可以提供更丰富的光谱信息，从而敏感地捕获植被正常或胁迫生长引起的光谱反射率变化[78]。在高光谱的研究中，Näsi等[41]对比了可见光与高光谱影像估算草地生物量、含氮量的效果，证实了高光谱植被指数在草地含氮量的估算中优于可见光。Feng等[52]通过无人机搭载高光谱相机获取苜蓿

冠层植被指数，结合RF、SVR和K近邻算法3种机器学习算法，构建了基于集成机器学习算法的苜蓿产量预测模型，结果表明集成模型优于基础学习算法模型，最优模型的R^2为0.87。在产量预测的基础上，Feng等[23]首次将多任务模型（Multi Task Learning，MTL）用于作物营养价值估算，使用基于长短期记忆（Long Short Term Memory，LSTM）和ANN的多任务学习模型估算了苜蓿品质，结果表明多任务模型在估算苜蓿品质方面优于其他模型。Wijesingha等[24]同样研究了不同算法对牧草品质的估算效果，结果表明基于SVR的粗蛋白模型精度最高，而基于Cubist回归的酸性洗涤纤维模型精度最高。

已有研究结果表明，高光谱遥感在饲草作物含氮量、产量和营养价值监测等方面具有较高可行性。目前，基于高光谱遥感发表的研究论文数量要少于可见光、多光谱遥感，在未来研究中，应根据不同作物的特征，充分利用高光谱遥感的光谱分辨率高、信息量大的特点，进一步提升饲草作物的监测效果。

3.2.4 热红外遥感

热红外遥感因其独特的波段范围（0.76～1000 μm），在冠层温度、土壤含水和蒸散发方面取得了较好的表现。张伟等[79]在青藏高原地区开展研究，研究结果表明无人机热红外遥感技术可以快速、精准获取地表温度数据，为高寒草甸干旱监测提供数据支持。Hassan-Esfahani等[80]使用无人机搭载热红外相机结合地面采样数据，准确估算了紫花苜蓿与燕麦的土壤含水率空间分布，模型R^2为0.77。基于地表能量平衡的蒸散发模型是获取冠层蒸散发的重要手段之一。相较于卫星遥感数据，使用无人机热红外数据进行蒸散发估算更适合中小型地块的田间监测[25,81]。

现阶段热红外传感器图像分辨率普遍较低，研究者们通常将热红外与多光谱、可见光遥感数据融合以提升遥感监测效果。Chandel等[82]使用热红外传感器获得的作物水分胁迫指数（Crop Water Stress Index，CWSI）和多光谱传感器获得的非线性调整指数（Modified Non-Linear Index，MNLI）构建了紫花苜蓿的产量预测模型，其中使用多元线性回归法构建的模型R^2为0.64。Lootens等[17]使用可见光植被指数与冠层温度判断羊茅草、黑麦草的耐旱性，将育种专家给出的视觉评分与无人机遥感数据进行对比分析，结果表明基于逐步回归算法构建的模型能够准确估算牧草的耐旱分数。De Swaef等[18]的研究同样表明植被指数与育种专家给出的视觉评分具有较高的相关性，使用热红外遥感得到的CWSI可用于分析不同品种黑麦草的生理生态差异。

上述研究证实了热红外传感器在饲草作物监测中的可行性，然而传感器本身较低的分辨率和复杂的外界环境为热红外成像技术带来了挑战，在今后的研究中需要关注研发适用性更强的热红外传感器，以达到准确、经济、实用等目的。

3.2.5 激光雷达遥感

激光雷达（Light Detection and Ranging，LiDAR）与光学成像遥感成像原理不同，其通过主动发射激光脉冲获取目标空间数据，具有点密度高、空间分辨率高、低空探测性能好等优势。郝鑫等[83]结合机载激光雷达数据与地表高程点构建了锡林浩特地区草地的DSM，通过空间坐标匹配叠加及数值解获得草地冠层高度模型。Wang等[84]探究了无人机搭载离散回波激光雷达对呼伦贝尔草原生态系统冠层高度和覆盖率建模的能力，结果表明平均冠层高度是草地生物量的最佳估算指标，模型的均方根误差为81.89 g/m^2。

激光雷达相较光学传感器有更强的抗干扰能力，但不合理的飞行参数仍会导致点云信息缺失。Zhang等[40]探究了不同飞行高度下激光雷达估算呼伦贝尔牧区草地冠层高度与植被覆盖度的效果，证实了数据采集高度对覆盖度的估算有显著影响。Zhao等[26]对比了机载与近地测量的激光雷达数据，建议在数据采集过程中降低飞行速度并采用地形跟随的方式保证数据质量。

激光雷达传感器测量精度更高[85]，但数据处理难度大，而且价格较高，目前在饲草作物生

长监测研究中鲜有使用。在未来研究中，激光雷达遥感可重点着眼于低成本传感器的研发和配套算法模型的开发。

4 面临的挑战与展望

4.1 面临的挑战

尽管近年来无人机遥感饲草作物生长监测研究取得了一定进展，但在模型精度、模型普适性、数据处理时效性等方面仍面临较大的挑战，亟待解决的主要问题如下。

（1）现阶段饲草作物生长监测取得的成果大多是基于当次或时间序列接近的遥感影像，未考虑作物不同生育时期冠层形态结构的差异，难以反映全生育期的变化趋势。此外，不同饲草作物、不同地区同种饲草、以及多年生饲草作物年际间的遥感影像存在差异性，目前已构建的饲草作物遥感指标与作物参数之间的模型无法大面积推广应用。

（2）现阶段饲草作物使用的无人机飞行平台多为轻小型无人机搭配可见光、多光谱传感器，多数研究仍限于机载传感器的数据融合，尚未建立无人机与地面、卫星遥感数据的联系，数据获取手段较为单一，限制了生长监测模型的完善和遥感尺度的进一步扩展。

（3）当前无人机遥感数据处理软件分散、系统性较差，遥感影像拼接、预处理、作业处方图生成等需要在不同的软件环境中进行，对操作人员的专业性要求较高。此外，随着饲草作物种植面积的增大与遥感影像分辨率的增加，无人机遥感影像的数据量过大，无法实时传输至地面站，滞后的遥感数据解译限制了饲草作物生长状态的及时反馈。

4.2 展望

针对目前无人机饲草作物生长监测面临的多种挑战，建议未来有关模型构建、数据融合、系统开发的研究从以下几方面展开：

（1）在时间尺度上根据饲草作物不同生育时期和不同生长年的形态特征，逐步实现单生育时期向多时相模型的转变。在空间尺度上围绕具有代表性的研究地区开展饲草作物无人机监测，增加样本数据量，进一步提高模型适用范围。

（2）普及高光谱、热红外和激光雷达传感器在饲草作物监测中的使用，加快多传感器融合技术发展，建立无人机遥感多源数据库，并结合卫星遥感数据、历史产量、土壤电导率等数据开展空天地一体化协同监测。应用光谱成像技术、遥感图像处理技术、深度学习等技术在饲草作物领域继续深入研究，提高生长监测模型的精度和广度。

（3）开发智能化、人性化的无人机遥感全流程数据分析系统。简化操作流程和数据处理步骤，引入语音、图像、文字等智能交互方式，提高软件易用性[86]。使用5G通讯网络、边缘计算设备以解决数据传输与数据实时处理问题[87]，及时、精准地监测饲草作物的生长状况。

总之，无人机遥感在饲草作物生长监测方面的研究仍处于起步阶段，与实际生产应用仍存在较大距离。随着计算机信息技术、传感器技术、地理信息系统、通信技术等快速发展，无人机遥感技术及其在饲草作物生长监测应用将进一步走向成熟，并真正服务于农业生产。

参考文献：

[1] KAYAD A G, AL-GAADI K A, TOLA E, et al. Assessing the spatial variability of alfalfa yield using satellite imagery and ground-based data[J]. PLoS One, 2016, 11 (6): ID e0157166.

[2] 孙刚, 黄文江, 陈鹏飞, 等. 轻小型无人机多光谱遥感技术应用进展[J]. 农业机械学报, 2018, 49(3): 1-17.
SUN G, HUANG W, CHEN P, et al. Advances in UAV-based multispectral remote sensing applications[J]. Transactions of the CSAM, 2018, 49(3): 1-17.

[3] 刘忠, 万炜, 黄晋宇, 等. 基于无人机遥感的农作物长势关键参数反演研究进展[J]. 农业工程学报, 2018, 34(24): 60-71.
LIU Z, WAN W, HUANG J, et al. Progress on key parameters inversion of crop growth based on unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(24): 60-71.

[4] 陈鹏飞. 无人机在农业中的应用现状与展望[J]. 浙江

大学学报(农业与生命科学版), 2018, 44(4): 399-406.
CHEN P. Applications and trends of unmanned aerial vehicle in agriculture[J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences), 2018, 44(4): 399-406.
[5] 李宗南, 陈仲新, 王利民, 等. 基于小型无人机遥感的玉米倒伏面积提取[J]. 农业工程学报, 2014, 30(19): 207-213.
LI Z, CHEN Z, WANG L, et al. Area extraction of maize lodging based on remote sensing by small unmanned aerial vehicle[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(19): 207-213.
[6] 梁启章, 齐清文, 姜莉莉, 等. "粮经饲"种植结构优化方法与对弈式操作策略[J]. 中国农业信息, 2019, 31(2): 84-97.
LIANG Q, QI Q, JIANG L, et al. Optimization method of planting structure of "grain & economic & feed crop" and playing chess operation strategy of software platform[J]. China Agricultural Informatics, 2019, 31(2): 84-97.
[7] 中华人民共和国农业农村部. "十四五"全国饲草产业发展规划[R]. 2022.
[8] 王磊, 周建平, 许燕, 等. 农用无人机的应用现状与展望[J]. 农药, 2019, 58(9): 625-630, 634.
WANG L, ZHOU J, XU Y, et.al. Application status and prospect of agricultural UAV[J]. Agrochemicals, 2019, 58(9): 625-630, 534.
[9] WANG H, MORTENSEN A K, MAO P, et al. Estimating the nitrogen nutrition index in grass seed crops using a UAV-mounted multispectral camera[J]. International Journal of Remote Sensing, 2019, 40(7): 2467-2482.
[10] TAN S, MORTENSEN A K, MA X, et al. Assessment of grass lodging using texture and canopy height distribution features derived from UAV visual-band images[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2021, 308: ID 108541.
[11] LUSSEM U, BOLTEN A, MENNE J, et al. Estimating biomass in temperate grassland with high resolution canopy surface models from UAV-based RGB images and vegetation indices[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2019, 13(3): ID 034525.
[12] SINDE-GONZÁLEZ I, GIL-DOCAMPO M, ARZA-GARCÍA M, et al. Biomass estimation of pasture plots with multitemporal UAV-based photogrammetric surveys[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 101: ID 102355.
[13] GAO R, KONG Q, WANG H, et al. Diagnostic feed values of natural grasslands based on multispectral images acquired by small unmanned aerial vehicle[J]. Rangeland Ecology & Management, 2019, 72(6): 916-922.
[14] DÖPPER V, ROCHA A D, BERGER K, et al. Estimating soil moisture content under grassland with hyperspectral data using radiative transfer modelling and machine learning[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 110: ID 102817.
[15] 孙世泽, 汪传建, 尹小君, 等. 无人机多光谱影像的天然草地生物量估算[J]. 遥感学报, 2018, 22(5): 848-856.
SUN S, WANG C, YIN X, et al. Estimating aboveground biomass of natural grassland based on multispectral images of unmanned aerial vehicles[J]. Journal of Remote Sensing, 2018, 22(5): 848-856.
[16] 汪传建, 江红红, 尹小君, 等. 基于GPS与无人机遥感反演草地生物量的放牧场利用强度评估[J]. 农业工程学报, 2018, 34(19): 82-87.
WANG C, JIANG H, YIN X, et al. Evaluation for natural grassland utilization intensity based on GPS and UAV remote sensing for grassland biomass inversion[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(19): 82-87.
[17] LOOTENS P, MAES W H, DE SWAEF T, et al. UAV-Based remote sensing for evaluation of drought tolerance in forage grasses[C]// Breeding in a World of Scarcity. Cham, German: Springer International Publishing, 2016: 111-116.
[18] DE SWAEF T, MAES W H, APER J, et al. Applying RGB-and thermal-based vegetation indices from UAVs for high-throughput field phenotyping of drought tolerance in forage grasses[J]. Remote Sensing, 2021, 13(1): ID 147.
[19] 兰玉彬, 邓小玲, 曾国亮. 无人机农业遥感在农作物病虫草害诊断应用研究进展[J]. 智慧农业(中英文), 2019, 1(2): 1-19.
LAN Y, DENG X, ZENG G, et al. Advances in diagnosis of crop diseases, pests and weeds by UAV remote sensing[J] Smart Agriculture, 2019, 1(2): 1-19.
[20] BORRA-SERRANO I, DE SWAEF T, APER J, et al. Towards an objective evaluation of persistency of Lolium perenne swards using UAV imagery[J]. Euphytica, 2018, 214(8): 1-18.
[21] 严海军, 卓越, 李茂娜, 等. 基于机器学习和无人机多光谱遥感的苜蓿产量预测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(11): 64-71.
YAN H, ZHUO Y, LI M, et al. Alfalfa yield prediction using machine learning and UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(11): 64-71.
[22] GEBREMEDHIN A, BADENHORST P, WANG J, et al. Development and validation of a model to combine NDVI and plant height for high-throughput phenotyping of herbage yield in a perennial ryegrass breeding program[J]. Remote Sensing, 2019, 11(21): ID 2494.
[23] FENG L, ZHANG Z, MA Y, et al. Multitask learning of alfalfa nutritive value from UAV-based hyperspectral images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing

Letters, 2021, 19: 1-5.

[24] WIJESINGHA J, ASTOR T, SCHULZE-BRÜNING-HOFF D, et al. Predicting forage quality of grasslands using UAV-borne imaging spectroscopy[J]. Remote Sensing, 2020, 12(1): ID 126.

[25] BRENNER C, ZEEMAN M, BERNHARDT M, et al. Estimation of evapotranspiration of temperate grassland based on high-resolution thermal and visible range imagery from unmanned aerial systems[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(15-16): 5141-5174.

[26] ZHAO X, SU Y, HU T, et al. Analysis of UAV lidar information loss and its influence on the estimation accuracy of structural and functional traits in a meadow steppe[J]. Ecological Indicators, 2022, 135: ID 108515.

[27] 万亮, 岑海燕, 朱姜蓬, 等. 基于纹理特征与植被指数融合的水稻含水量无人机遥感监测[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(1): 58-67.
WAN L, CEN H, ZHU J, et al. Using fusion of texture features and vegetation indices from water concentration in rice crop to UAV remote sensing monitor[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(1): 58-67.

[28] 韩文霆, 彭星硕, 张立元, 等. 基于多时相无人机遥感植被指数的夏玉米产量估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 148-155.
HAN W, PENG X, ZHANG L, et al. Summer maize yield estimation based on vegetation index derived from multi-temporal UAV remote sensing[J]. Transactions of the CSAM, 2020, 51(1): 148-155.

[29] YANG Q, SHI L, HAN J, et al. Deep convolutional neural networks for rice grain yield estimation at the ripening stage using UAV-based remotely sensed images[J]. Field Crops Research, 2019, 235: 142-153.

[30] SONG Z, ZHANG Z, YANG S, et al. Identifying sunflower lodging based on image fusion and deep semantic segmentation with UAV remote sensing imaging[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 179: ID 105812.

[31] 于堃, 单捷, 王志明, 等. 无人机遥感技术在小尺度土地利用现状动态监测中的应用[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(4): 853-859.
YU K, SHAN J, WANG Z, et al. Land use status monitoring in small scale by unmanned aerial vehicles (UAVs) observations[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2019, 35(4): 853-859.

[32] 韩峰, 刘昭, 刘伟, 等. 重叠度对无人机图像拼接效率的影响[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(12): 182-187.
HAN F, LIU Z, LIU W, et al. Effect of overlap on image mosaic efficiency of UAV[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2017, 45(12): 182-187.

[33] LÓPEZ-CALDERÓN M J, ESTRADA- ÁVALOS J, RODRÍGUEZ-MORENO V M, et al. Estimation of total nitrogen content in forage maize (*Zea mays* L.) using spectral indices: Analysis by random forest[J]. Agriculture, 2020, 10(10): ID 451.

[34] 张正健, 李爱农, 边金虎, 等. 基于无人机影像可见光植被指数的若尔盖草地地上生物量估算研究[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(1): 51-62.
ZHANG Z, LI A, BIAN J, et al. Estimating aboveground biomass of grassland in Zoige by visible vegetation index derived from unmanned aerial vehicle image[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(1): 51-62.

[35] 郭庆华, 吴芳芳, 胡天宇, 等. 无人机在生物多样性遥感监测中的应用现状与展望[J]. 生物多样性, 2016, 24(11): 1267-1278.
GUO Q, WU F, HU T, et al. Perspectives and prospects of unmanned aerial vehicle in remote sensing monitoring of biodiversity[J]. Biodiversity Science, 2016, 24 (11):1267-1278.

[36] ALVAREZ-HESS P, THOMSON A, KARUNARATNE S, et al. Using multispectral data from an unmanned aerial system to estimate pasture depletion during grazing[J]. Animal Feed Science and Technology, 2021, 275: ID 114880.

[37] 高林, 杨贵军, 王宝山, 等. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究[J]. 中国生态农业学报, 2015, 23(7): 868-876.
GAO L, YANG G, WANG B, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(7): 868-876.

[38] 郭庆华, 胡天宇, 刘瑾, 等. 轻小型无人机遥感及其行业应用进展[J]. 地理科学进展, 2021, 40(9): 1550-1569.
GUO Q, HU T, LIU J, et al. Advances in light weight unmanned aerial vehicle remote sensing and major industrial applications[J]. Progress in Geography, 2021, 40(9): 1550-1569.

[39] 陈鹏飞, 徐新刚. 无人机影像拼接软件在农业中应用的比较研究[J]. 作物学报, 2020, 46(7): 1112-1119.
CHEN P, XU X. A comparison of photogrammetric software packages for mosaicking unmanned aerial vehicle (UAV) images in agricultural application[J]. Acta Agronomica Sinica, 2020, 46(7): 1112-1119.

[40] ZHANG X, BAO Y, WANG D, et al. Using UAV LiDAR to extract vegetation parameters of inner mongolian grassland[J]. Remote Sensing, 2021, 13(4): ID 656.

[41] NÄSI R, VILJANEN N, KAIVOSOJA J, et al. Estimating biomass and nitrogen amount of barley and grass using UAV and aircraft based spectral and photogrammetric 3D features[J]. Remote Sensing, 2018, 10(7): ID 1082.

[42] 赵健赟, 丁圆圆, 杜梅, 等. 基于无人机与机器学习的黄河源高寒草地植被覆盖度反演技术[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(24): 10209-10214.
ZHAO J, DING Y, DU M, et al. Vegetation coverage inversion of alpine grassland in the source of the Yel-

low River based on unmanned aerial vehicle and machine learning[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(24): 10209-10214.

[43] 刘轲, 周清波, 吴文斌, 等. 基于多光谱与高光谱遥感数据的冬小麦叶面积指数反演比较[J]. 农业工程学报, 2016, 32(3): 155-162.
LIU K, ZHOU Q, WU W, et al. Comparison between multispectral and hyperspectral remote sensing for LAI estimation[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(3): 155-162.

[44] 江海英, 柴琳娜, 贾坤, 等. 联合PROSAIL模型和植被水分指数的低矮植被含水量估算[J]. 遥感学报, 2021, 25(4): 1025-1036.
JIANG H, CHAI L, JIA K, et al. Estimation of water content for short vegetation based on PROSAIL model and vegetation water indices[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(4): 1025-1036.

[45] 雷莉, 徐伟洲, 贾雨真, 等. 氮、磷、钾配施对榆林沙地紫花苜蓿性状、产量和营养品质的影响[J]. 饲料研究, 2021, 44(19): 116-120.
LEI L, XU W, JIA Y, et al. Effects of nitrogen, phosphorus and potassium combined application on character, yield and nutritional quality of alfalfa in Yulin sandy land[J]. Feed Research, 2021, 44(19): 116-120.

[46] FRICKE T, WACHENDORF M. Combining ultrasonic sward height and spectral signatures to assess the biomass of legume-grass swards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 99: 236-247.

[47] LI F, PIASECKI C, MILLWOOD R J, et al. High-throughput switchgrass phenotyping and biomass modeling by UAV[J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11: ID 574073.

[48] GRÜNER E, ASTOR T, WACHENDORF M. Biomass prediction of heterogeneous temperate grasslands using an SFM approach based on UAV imaging[J]. Agronomy, 2019, 9(2): ID 54.

[49] BATISTOTI J, MARCATO JUNIOR J, ÍTAVO L, et al. Estimating pasture biomass and canopy height in Brazilian savanna using UAV photogrammetry[J]. Remote Sensing, 2019, 11(20): ID 2447.

[50] FORSMOO J, ANDERSON K, MACLEOD C J, et al. Drone-based structure-from-motion photogrammetry captures grassland sward height variability[J]. Journal of Applied Ecology, 2018, 55(6): 2587-2599.

[51] 康孝岩, 张爱武, 庞海洋. 基于光谱重建优化的无人机高光谱影像估算牧草生物量[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(1): 250-256.
KANG X, ZHANG A, PANG H. Estimation of grassland aboveground biomass from uav-mounted hyperspectral image by optimized spectral reconstruction[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(1): 250-256.

[52] FENG L, ZHANG Z, MA Y, et al. Alfalfa yield prediction using UAV-based hyperspectral imagery and ensemble learning[J]. Remote Sensing, 2020, 12(12): ID 2028.

[53] 苗春丽, 伏帅, 刘洁, 等. 基于UAV成像高光谱图像的高寒草甸地上生物量——以海北试验区为例[J]. 草业科学, 2022, 39(10): 1992-2004.
MIAO C, FU S, LIU J, et al. Aboveground biomass analysis of an alpine meadow based on unmanned aerial vehicle hyperspectral images in the Haibei pilot area[J]. Pratacultural Science, 2022, 39(10):1992-2004.

[54] VILJANEN N, HONKAVAARA E, NÄSI R, et al. A novel machine learning method for estimating biomass of grass swards using a photogrammetric canopy height model, images and vegetation indices captured by a drone[J]. Agriculture, 2018, 8(5): ID 70.

[55] 刘兴元, 冯琦胜, 梁天刚, 等. 甘南牧区草地生产力与载畜量时空动态平衡研究[J]. 中国草地学报, 2010, 32(1): 99-106.
LIU X, FENG Q, LIANG T, et al. Spatial-temporal dynamic balance between livestock carrying capacity and productivity of rangeland in Gannan of Gansu province, China[J]. Chinese Journal of Grassland, 2010, 32 (1): 99-106.

[56] BARETH G, SCHELLBERG J. Replacing manual rising plate meter measurements with low-cost UAV-derived sward height data in grasslands for spatial monitoring[J]. PFG-Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science, 2018, 86(3): 157-168.

[57] DVORAK J S, PAMPOLINI L F, JACKSON J J, et al. Predicting quality and yield of growing alfalfa from a UAV[J]. Transactions of the ASABE, 2021, 64(1): 63-72.

[58] FAN X, KAWAMURA K, XUAN T D, et al. Low-cost visible and near-infrared camera on an unmanned aerial vehicle for assessing the herbage biomass and leaf area index in an Italian ryegrass field[J]. Grassland Science, 2018, 64(2): 145-150.

[59] 卢欣石. 2020我国饲草商品生产形势分析与2021年展望[J]. 畜牧产业, 2021, (3): 31-36.
LU X. Analysis of the forage commodity production situation in China in 2020 and outlook for 2021[J]. Animal Agriculture, 2021, (3): 31-36.

[60] 张英俊. 我国饲草作物的产业发展[J]. 中国乳业, 2019, (4): 3-9.
ZHANG Y. Industrial development of forage crops in China[J]. China Dairy, 2019, (4): 3-9.

[61] 刘艳慧, 蔡宗磊, 包妮沙, 等. 基于无人机大样方草地植被覆盖度及生物量估算方法研究[J]. 生态环境学报, 2018, 27(11): 2023-2032.
LIU Y, CAI Z, BAO N, et al. Research of grassland vegetation coverage and biomass estimation method based on major quadrat from UAV photogrammetry[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2018, 27(11): 2023-2032.

[62] 于惠, 吴玉锋, 牛莉婷. 基于无人机可见光图像的荒漠草地覆盖度估算[J]. 草业科学, 2021, 38(8): 1432-1438.
YU H, WU Y, NIU L. Estimation of vegetation coverage of desert grassland based on images from an unmanned aerial vehicle[J]. Pratacultural Science, 2021, 38(8): 1432-1438.

[63] 伏帅, 张勇辉, 李佳吕, 等. 不同植被指数和无人机航高对草地盖度估测精度的影响[J]. 草业科学, 2021, 38(1): 11-19.
FU S, ZHANG Y, LI J, et al. Influence of different vegetation indices and heights of UAVs on the accuracy of grassland coverage estimation[J]. Pratacultural Science, 2021, 38(1): 11-19.

[64] SHI Y, GAO J, LI X, et al. Improved estimation of aboveground biomass of disturbed grassland through including bare ground and grazing intensity[J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): ID 2105.

[65] CASTRO W, MARCATO JUNIOR J, POLIDORO C, et al. Deep learning applied to phenotyping of biomass in forages with UAV-based RGB imagery[J]. Sensors, 2020, 20(17): ID 4802.

[66] MINCH C, DVORAK J S, JACKSON J, et al. Creating a field-wide forage canopy model using UAVs and photogrammetry processing[J]. Remote Sensing, 2021, 13(13): ID 2487.

[67] DIMAGGIO A M, PEROTTO-BALDIVIESO H L, WALTHER C, et al. A pilot study to estimate forage mass from unmanned aerial vehicles in a semi-arid rangeland[J]. Remote Sensing, 2020, 12(15): ID 2431.

[68] CATUREGLI L, GAETANI M, VOLTERRANI M, et al. Normalized difference vegetation index versus dark green colour index to estimate nitrogen status on bermudagrass hybrid and tall fescue[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(2): 455-470.

[69] ROUSE J W, HAAS R H, SCHELL J A, et al. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation[R]. NASA/GSFC Type III Final Report, Greenbelt, MD, 1973.

[70] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 289-298.

[71] CAZENAVE A, SHAH K, TRAMMELL T, et al. High-throughput approaches for phenotyping alfalfa germplasm under abiotic stress in the field[J]. The Plant Phenome Journal, 2019, 2(1): 1-13.

[72] BISWAS A, ANDRADE M H M L, ACHARYA J P, et al. Phenomics-Assisted selection for herbage accumulation in alfalfa (*Medicago sativa* L.) [J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 12: ID 756768.

[73] FAN X, KAWAMURA K, XUAN T D, et al. Low-cost visible and near-infrared camera on an unmanned aerial vehicle for assessing the herbage biomass and leaf area index in an Italian ryegrass field[J]. Grassland Science, 2018, 64(2): 145-150.

[74] THÉAU J, LAUZIER-HUDON É, AUBÉ L, et al. Estimation of forage biomass and vegetation cover in grasslands using UAV imagery[J]. PLoS One, 2021, 16 (1): ID e0245784.

[75] KARUNARATNE S, THOMSON A, MORSE-MCNABB E, et al. The fusion of spectral and structural datasets derived from an airborne multispectral sensor for estimation of pasture dry matter yield at paddock scale with time[J]. Remote Sensing, 2020, 12 (12): ID 2017.

[76] PRANGA J, BORRA-SERRANO I, APER J, et al. Improving accuracy of herbage yield predictions in perennial ryegrass with uav-based structural and spectral data fusion and machine learning[J]. Remote Sensing, 2021, 13(17): ID 3459.

[77] MICHEZ A, LEJEUNE P, BAUWENS S, et al. Mapping and monitoring of biomass and grazing in pasture with an unmanned aerial system[J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 473.

[78] 方红亮, 田庆久. 高光谱遥感在植被监测中的研究综述[J]. 遥感技术与应用, 1998(1): 65-72.
FANG H, TIAN Q. A review of hyperspectral remote sensing in vegetation monitoring[J]. Remote Sensing Technology and Application, 1998(1): 65-72.

[79] 张伟, 宜树华, 秦彧, 等. 基于无人机的高寒草甸地表温度监测及影响因素研究[J]. 草业学报, 2021, 30(3): 15-27.
ZHANG W, YI S, QIN Y, et al. Analysis of features and influencing factors of alpine meadow surface temperature based on UAV thermal thermography[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2021, 30(3): 15-27.

[80] HASSAN-ESFAHANI L, TORRES-RUA A, JENSEN A, et al. Assessment of surface soil moisture using high-resolution multi-spectral imagery and artificial neural networks[J]. Remote Sensing, 2015, 7(3): 2627-2646.

[81] PINTÉR K, NAGY Z. Building a UAV based system to acquire high spatial resolution thermal imagery for energy balance modelling[J]. Sensors, 2022, 22(9): ID 3251.

[82] CHANDEL A K, KHOT L R, YU L-X. Alfalfa (*Medicago sativa* L.) crop vigor and yield characterization using high-resolution aerial multispectral and thermal infrared imaging technique[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: ID 105999.

[83] 郝鑫, 黄平平, 郭利彪, 等. 结合地形测绘数据的机载LiDAR草原植被冠层高度反演方法研究[J]. 内蒙古师范大学学报(自然科学汉文版), 2021, 50(4): 299-307.
HAO X, HUANG P, GUO L, et al. Research on the inversion method of airborne LiDAR grassland vegetation canopy height combined with topographic survey-

ing and mapping data[J]. Journal of Inner Mongolia Normal University (Natural Science Edition), 2021, 50 (4): 299-307.
[84] WANG D, XIN X, SHAO Q, et al. Modeling aboveground biomass in Hulunber grassland ecosystem by using unmanned aerial vehicle discrete LiDAR[J]. Sensors, 2017, 17(1): ID 180.
[85] 王庆, 车荧璞, 柴宏红, 等. 基于无人机可见光与激光雷达的甜菜株高定量评估[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 178-184.
WANG Q, CHE Y, CHAI H, et al. Quantitative evaluation of sugar beet plant height based on UAV-RGB and UAV-LiDAR[J]. Transactions of the CSAM, 2021, 52 (3): 178-184.
[86] 赵立新, 李繁茂, 李彦, 等. 基于无人机平台的直立作物倒伏监测研究展望[J]. 中国农机化学报, 2019, 40 (11): 67-72.
ZHAO L, LI F, LI Y, et al. Application prospect of crop lodging monitoring based on UAV platform [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2019, 40 (11): 67-72.
[87] TANG Y, DANANJAYAN S, HOU C, et al. A survey on the 5G network and its impact on agriculture: Challenges and opportunities[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 180: ID 105895.

Advances in Forage Crop Growth Monitoring by UAV Remote Sensing

ZHUO Yue[1], DING Feng[1,2], YAN Haijun[1,3*], XU Jing[4]

（1. *College of Water Resources and Civil Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*; 2. *Research Institute of Soil, Fertilizer and Agricultural Water Conservation*, *Xinjiang Academy of Agricultural Sciences*, *Urumqi* 830091, *China*; 3. *Engineering Research Center of Agricultural Water-Saving and Water Resources*, *Ministry of Education*, *Beijing* 100083, *China*; 4. *Cangzhou Academy of Agriculture and Forestry Sciences*, *Cangzhou* 061001, *China*）

Abstract: Dynamic monitoring and quantitative estimation of forage crop growth are of great importance to the large-scale production of forage crop. UAV remote sensing has the advantages of high resolution, strong flexibility and low cost. In recent years, it has developed rapidly in the field of forage crop growth monitoring. In order to clarify the development status of forage crop growth monitoring and find the development direction, first, methods of UAV crop remote sensing monitoring were briefly described from two aspects of data acquisition and processing. Second, three key technologies of forage crop including canopy information extraction, spectral feature optimization and forage biomass estimation were described. Then the development trend of related research in recent years was analyzed, and it was pointed out that the number of papers published on UAV remote sensing forage crop monitoring showed an overall trend of rapidly increasing. With the rapid development of computer information technology and remote sensing technology, the application potential of UAV in the field of forage crop monitoring has been fully explored. Then, the research progress of UAV remote sensing in forage crop growth monitoring was described in five parts according to sensor types, i.e., visible, multispectral, hyperspectral, thermal infrared and LiDAR, and the research of each type of sensor were summarized and reviewed, pointing out that the current researches of hyperspectral, thermal infrared and LiDAR sensors in forage crop monitoring were less than that of visible and multispectral sensors. Finally, the future development directions were clarified according to the key technical problems that have not been solved in the research and application of UAV remote sensing forage crop growth monitoring: (1) Build a multi-temporal growth monitoring model based on the characteristics of different growth stages and different growth years of forage crops, carry out UAV remote sensing monitoring of forage crops around representative research areas to further improve the scope of application of the model. (2) Establish a multi-source database of UAV remote sensing, and carry out integrated collaborative monitoring combined with satellite remote sensing data, historical yield, soil conductivity and other data. (3) Develop an intelligent and user-friendly UAV remote sensing data analysis system, and shorten the data processing time through 5G communication network and edge computing devices. This paper could provide relevant technical references and directional guidelines for researchers in the field of forage crops and further promote the application and development of precision agriculture technology.

Key words: UAV; remote sensing; forage crop; growth monitoring; sensor; biomass